

ANALISIS SENTIMEN TERHADAP APLIKASI GBWHATSAPP MENGGUNAKAN NAIVE BAYES CLASSIFIER DAN RANDOM FOREST CLASSIFIER

Andika Prasetyo¹, Taufik Ridwan², Apriade Voutama³

^{1,2,3}Jurusan Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer Universitas Singaperbangsa Karawang
Jl. HS.Ronggo Waluyo, Puseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat 41361

¹andika.prasetyo19004@student.unsika.ac.id

²taufik.ridwan@cs.unsika.ac.id

³apriade.voutama@staff.unsika.ac.id

Abstrak

Era digital memicu perkembangan berbagai macam aplikasi termasuk pengiriman pesan. Kini layanan pengiriman pesan telah bergeser menjadi berbasis internet, salah satunya aplikasi WhatsApp. Namun beberapa pihak mengembangkan varian WhatsApp yang telah dimodifikasi, salah satunya adalah GBWhatsApp. GBWhatsApp memiliki lebih kaya fitur dan secara legalitas merupakan aplikasi ilegal. CNN Indonesia sudah menjelaskan sebelumnya terkait bahaya menggunakan aplikasi WhatsApp modifikasi pada *channel* YouTube. Video tersebut mendapatkan banyak komentar pro-kontra mengenai aplikasi GBWhatsApp. Pada 18 Mei 2021, GBWhatsApp menjadi salah satu *trending* topik di Twitter. Tidak lama pada 25 Oktober 2022, WhatsApp mengalami server *down*. Insiden ini memicu topik pembicaraan mengenai GBWhatsApp, termasuk di Twitter. Analisis sentimen dipakai demi mencari informasi berguna yang terdapat pada dokumen yang tidak tersusun. Penelitian ini diharapkan bisa mengetahui pendapat pemakai Twitter dan penonton video tersebut terhadap aplikasi GBWhatsApp. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasi sentimen terhadap aplikasi GBWhatsApp menggunakan NBC dan RFC. Penelitian ini, menggunakan metode SEMMA yang terdiri dari tahapan *sample*, *explore*, *modify*, *model*, dan *assess*. Sentimen terbagi menjadi positif, negatif, dan nonsentimen. Data yang digunakan yaitu data yang berlabel positif dan negatif dari gabungan data YouTube dan Twitter yang berjumlah 1.686 data. Data yang sudah dibersihkan berjumlah 1.545 data yang terbagi menjadi 90% data *training* sebesar 1.391 data dan 10% data *testing* sebesar 154 data. Hasil penelitian menunjukkan bahwa performa algoritma NBC lebih unggul dari algoritma RFC dengan akurasi 71,43%, *precision* 75,81%, dan *recall* 61,84%, sedangkan algoritma RFC dengan akurasi 64,94%, *precision* 80,56%, dan *recall* 38,16%.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Algoritma *Naive Bayes*, Algoritma *Random Forest*, GBWhatsApp

I. PENDAHULUAN

Era digital memicu perkembangan berbagai macam aplikasi termasuk aplikasi pengiriman pesan. Pengiriman pesan tidak lagi dilakukan melalui layanan *short message service* (SMS), namun telah bergeser menjadi berbasis internet. WhatsApp merupakan salah satu aplikasi yang mendukung pengiriman pesan antarpengguna melalui jaringan internet [1]. WhatsApp memiliki fitur mengirim serta menerima pesan teks, foto, video, dokumen, kontak, emotikon, dan lokasi, fitur melakukan serta menerima panggilan telepon dan video, dan fitur pengaturan yang berfungsi untuk mengubah foto profil,

pesan status, simpan pesan, tukar nomor, menjaga keamanan akun, dan mengatur privasi pengguna [2].

Berdasarkan fitur-fitur yang terdapat pada WhatsApp, beberapa pihak mengembangkan varian WhatsApp yang telah dimodifikasi, salah satunya adalah GBWhatsApp (WA GB). GBWhatsApp dinilai lebih kaya fitur dibandingkan aplikasi WhatsApp [1]. Secara legalitas, GBWhatsApp merupakan aplikasi ilegal [3]. GBWhatsApp tidak dapat ditemukan melalui layanan distribusi aplikasi resmi seperti Google Play Store [4] dan hanya dapat diunduh melalui pihak ketiga [3].

Mengenai hal tersebut CNN Indonesia [5] sudah menjelaskan sebelumnya terkait bahaya menggunakan aplikasi WhatsApp modifikasi pada *channel* YouTube.

Aplikasi GBWhatsApp dikarenakan ilegal menjadi sesuatu yang dibicarakan sampai saat ini [6]. Video tersebut mendapatkan banyak komentar pro-kontra mengenai aplikasi GBWhatsApp. Pada 18 Mei 2021, GBWhatsApp menjadi salah satu *trending* topik di Twitter [7]. Tidak lama pada 25 Oktober 2022, WhatsApp mengalami server *down*. Insiden ini memicu topik pembicaraan mengenai GBWhatsApp [8], termasuk di Twitter.

Analisis sentimen dipakai demi mencari informasi berguna yang terdapat pada dokumen yang tidak tersusun [9]. Penelitian ini diharapkan bisa mengetahui pendapat pemakai Twitter dan penonton video tersebut terhadap aplikasi GBWhatsApp.

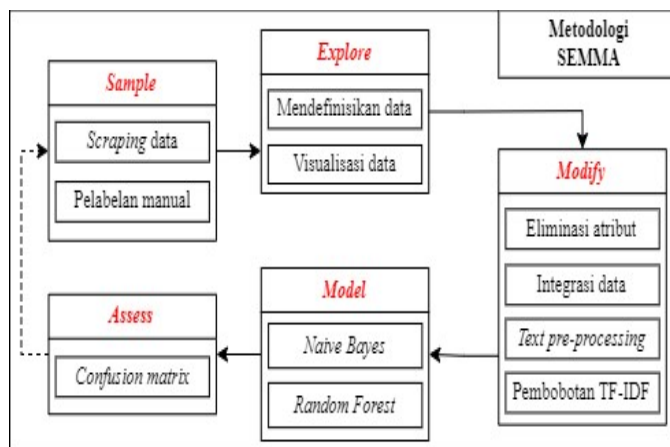
Twitter adalah salah satu media sosial paling populer di kalangan pengguna internet [10]. Hal tersebut disebabkan oleh penggunaannya yang sederhana dan mudah, serta pemakai dapat mengungkapkan pendapat atau opini mereka dengan bebas [9]. Peneliti sebelumnya yang menggunakan bahan penelitian dari Twitter dilakukan oleh Samsir et al. [11] yang membahas tentang analisis sentimen pembelajaran daring pada Twitter di masa pandemi Covid-19 menggunakan metode *Naive Bayes* dengan hasil presisinya 97,15% [12].

YouTube adalah platform untuk berbagi video dan mengomentari video tersebut [13]. Peneliti sebelumnya yang menggunakan bahan penelitian dari komentar video di YouTube dilakukan oleh Afdhal et al. [14] yang membahas analisis sentimen komentar di YouTube tentang islamofobia menggunakan algoritma *Random Forest* dengan hasil akurasi 79% [15].

Karena adanya perbedaan pada penelitian sebelumnya, maka mendorong penulis untuk meneliti lebih lanjut dengan menggunakan teknik *text mining* yang membandingkan performa metode/algoritma *Naive Bayes Classifier* dan *Random Forest Classifier*. Berdasarkan penelitian Permatasari et al. [16] dalam pengumpulan data yang dilakukan menggunakan dua media sosial yaitu Twitter dan Instagram, peneliti akan menggunakan dua platform yaitu Twitter dan YouTube. Platform Twitter digunakan karena aplikasi GBWhatsApp pernah menjadi *trending* topik di Twitter dan platform YouTube digunakan, karena berdasarkan hasil temuan Delphia & Harjono K [17] YouTube mendapatkan peringkat kedua dalam akses penggunaan media sosial dengan persentase yaitu 72,3% pada tahun 2021.

Berdasarkan perbincangan di Twitter dan video yang dirilis oleh CNN Indonesia, suatu analisis sentimen mengenai aplikasi GBWhatsApp dapat dilakukan [18]. Analisis dilakukan untuk mengetahui penilaian publik terhadap aplikasi GBWhatsApp sebagai salah satu aplikasi ilegal yang banyak diperbincangkan. Permasalahan ini diangkat sebagai penelitian dengan judul “Analisis Sentimen terhadap Aplikasi GBWhatsApp Menggunakan *Naive Bayes Classifier* dan *Random Forest Classifier*”.

II. METODOLOGI PENELITIAN



Gambar 1. Metodologi SEMMA

Metodologi penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah SEMMA (*Sample, Explore, Modify, Model, dan Assess*). Metodologi penelitian diterapkan dalam melakukan analisis sentimen. Implementasi SEMMA dimulai dari *sample* untuk pengambilan data, *explore* untuk menerangkan data, *modify* untuk modifikasi data, *model* untuk penggunaan model yang digunakan, dan terakhir *assess* untuk evaluasi dari model. Proses implementasi SEMMA selesai.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Penelitian

Hasil penelitian ini menggunakan sentimen terhadap aplikasi GBWhatsApp. Data sentimen diambil dari dua platform yaitu YouTube dan Twitter. Jumlah data pada penelitian ini sebanyak 5.982 data yang diambil dengan cara *scraping* dalam rentang waktu 1 Januari 2021 hingga 8 November 2022. Data sentimen yang didapatkan diklasifikasikan berdasarkan sentimen positif, negatif, dan nonsentimen. Data digunakan untuk menghasilkan model klasifikasi sentimen ialah data yang bersentimen positif dan negatif dan diterapkan kedalam algoritma *Naive Bayes Classifier* dan algoritma *Random Forest Classifier* dengan metode SEMMA dengan tahapan sebagai berikut.

1) Sample

Pengambilan data (*scraping*) dilakukan di Google Colab menggunakan bahasa Python dengan bantuan *library* “*Youtube Coment Downloader*” untuk mendapatkan komentar dari video YouTube CNN Indonesia dengan judul ‘Bahaya Menggunakan Aplikasi WhatsApp Modifikasi’. *Source Code* pengambilan data komentar pada video tersebut sebagai berikut.

```
!pip install
https://github.com/egbertbouman/youtube-comment-downloader/archive/master.zip
```

```
!youtube-comment-downloader -url
https://www.youtube.com/watch?v=qrhWad2grVI --output
youtube.json
```

Data yang diambil adalah data keseluruhan komentar yang ada pada video tersebut. Total data yang diperoleh berjumlah 2.982 data. Data yang didapatkan berformat json perlu diekspor dalam format Excel (.xlsx).

Pada Twitter pengambilan data (*scraping*) dilakukan di Google Colab menggunakan bahasa Python dengan bantuan library “*Snsrape*” untuk mendapatkan twit berdasarkan kata kunci “WA GB”. *Source Code* pengambilan data twit sebagai berikut.

```
!pip install snsrape

import snsrape.modules.twitter as sntwitter
import pandas as pd

# Membuat daftar untuk menambahkan data tweet
tweets = []
# Menggunakan TwitterSearchScrapper untuk mengikis
data
# dan menambahkan tweet ke daftar
for i,tweet in enumerate(
    sntwitter.TwitterSearchScrapper(
        'WA GB since:2021-01-01 until:2022-11-08
lang:id'
    ).get_items()
):
    if i>2999:
        break
    tweets.append([
        tweet.user.username, tweet.date,
tweet.likeCount,
        tweet.sourceLabel, tweet.content
    ])
# Membuat kerangka data untuk memuat daftar
tweets_df = pd.DataFrame(tweets, columns=[
    "User", "Date Created", "Number of Likes",
"Source of Tweet", "Tweet"
])

tweets_df.to_csv('twitter.csv', index=False)
```

Data yang diambil ialah data twit berkata kunci “WA GB” dari tanggal 1 Januari 2021 sampai dengan 8 November 2022 yang berbahasa Indonesia. Total data yang diperoleh berjumlah 3.000 data dikarenakan $i > 2999$: *break* maka kode program akan berhenti. Hal tersebut dilakukan agar data pada platform Twitter seimbang dengan data yang didapatkan pada platform YouTube. Data yang didapatkan berformat csv perlu diekspor dalam format Excel (.xlsx).

Proses selanjutnya pada tahap ini menggunakan Microsoft Excel untuk memberikan label sentimen terhadap data yang didapatkan dengan cara manual dan telah melalui proses validasi ahli Bahasa Indonesia. Terdapat tiga label yang diberikan yaitu positif (yang mengandung dukungan terhadap subjek dan rasa puas terhadap subjek), negatif (yang mengandung umpatan dan ketidaknyamanan terhadap subjek), dan nonsentimen (tidak sesuai subjek).

Pelabelan manual terhadap data yang berasal dari platform YouTube dengan jumlah 2.982 data mendapatkan label

sentimen positif berjumlah 470 data, label sentimen negatif berjumlah 333 data, dan label sentimen nonsentimen berjumlah 2.179 data. Pelabelan manual terhadap data yang berasal dari platform Twitter dengan jumlah 3.000 data mendapatkan label sentimen positif berjumlah 387 data, label sentimen negatif berjumlah 496 data, dan label sentimen nonsentimen berjumlah 2.117 data. Keterangan data hasil pelabelan lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Hasil Pelabelan

	Positif	Negatif	Nonsentimen	Jumlah
Youtube	470	333	2179	2982
Twitter	387	496	2117	3000
Jumlah	857	829	4296	5982

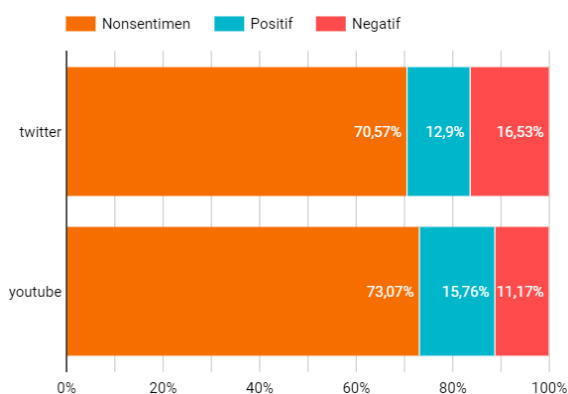
2) Explore

Pada tahap ini sudah dilakukan eksplorasi dan mendapatkan informasi terkait data dan menganalisis fenomena data. Eksplorasi yang dilakukan terhadap atribut data menghasilkan informasi keterangan atribut yang berjumlah 18 atribut secara terperinci dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Keterangan Atribut

No	Atribut	Keterangan
1	<i>cid</i>	Code identitas dari komentar
2	<i>text</i>	Isi komentar
3	<i>time</i>	Waktu komentar yang diberikan ketika pengambilan data
4	<i>author</i>	Nama <i>user</i> dari yang memberikan komentar
5	<i>channel</i>	Code <i>channel</i> dari yang memberikan komentar
6	<i>votes</i>	Banyaknya yang menyukai isi komentar
7	<i>photo</i>	Foto <i>user</i> dari yang memberikan komentar
8	<i>heart</i>	Isi komentar diberikan <i>like</i> atau tidak oleh pembuat video
9	<i>reply</i>	Isi komentar pernah di <i>replay</i> atau tidak
10	<i>times_parsed</i>	Waktu pengambilan data
11	<i>waktu</i>	Waktu komentar yang diberikan
12	<i>User</i>	Nama <i>user</i> dari yang memberikan twit
13	<i>Date Created</i>	Waktu twit yang diberikan
14	<i>Number of Likes</i>	Banyaknya yang menyukai isi twit
15	<i>Source of Tweet</i>	Keterangan alat yang digunakan <i>user</i> ketika memberikan twit
16	<i>Tweet</i>	Isi twit
17	sentimen	Hasil pelabelan
18	platform	Nama sosial media

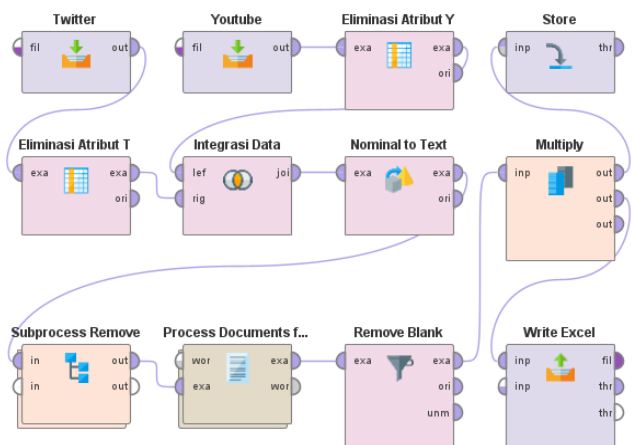
Hasil analisis fenomena data dilakukan melalui visualisasi terhadap data yang diubah kedalam bentuk diagram batang menggunakan Looker Studio. Perbandingan jumlah sentimen berdasarkan pelabelan manual dapat melihat Gambar 2 yang berbentuk diagram batang.



Gambar 2. Perbandingan Jumlah Sentimen

3) Modify

Tahap ini menggunakan RapidMiner Studio dan memiliki 2 cara membersihkan data yaitu dimodifikasi dan tidak dimodifikasi. Cara yang tidak dimodifikasi jumlah data terakhir yang siap diproses untuk pembuatan model berjumlah 1.682 data. Cara yang dimodifikasi jumlah data terakhir yang siap diproses untuk pembuatan model berjumlah 1.546 data. Proses yang dilakukan pada tahap ini dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Proses Modify

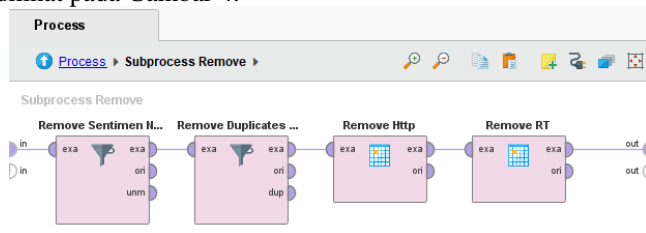
Dataset perlu di masukkan kedalam kanvas RapidMiner Studio dengan cara menggunakan operator *Read Excel*. Pada dataset YouTube operator *Read Excel* diberi penamaan “Youtube” dan atribut sentimen diubah *role*-nya menjadi label. Pada dataset Twitter operator *Read Excel* diberi penamaan “Twitter” dan atribut sentimen diubah *role*-nya menjadi label.

Eliminasi atribut menghasilkan atribut yang berguna. Proses ini menggunakan operator *Select Attributes* dengan pilihan *type exclude attributes* dan mengatur *attribute filter type* menjadi *a subset*, terakhir memilih atribut yang ingin dieliminasi. Pada dataset YouTube mengeliminasi atribut sebanyak sebelas atribut yaitu *author*, *channel*, *cid*, *heart*, *photo*, *platform*, *reply*, *time*, *time_parsed*, *votes*, dan waktu. Pada eliminasi atribut menyisakan dua atribut yaitu atribut *text*

dan sentimen. Pada dataset Twitter mengeliminasi atribut sebanyak lima atribut yaitu *Date Created*, *Number of Likes*, *platform*, *Source of Tweet*, dan *User*. Pada eliminasi atribut menyisakan dua atribut yaitu atribut *Tweet* dan Sentimen.

Penggabungan data menggunakan proses *Join* dengan parameter *join type outer*. Penggabungan data berdasarkan dua atribut dari masing-masing platform yaitu atribut *text* dan atribut sentimen dari platform YouTube, atribut *Tweet* dan atribut sentimen dari platform Twitter. Jumlah atribut digabung menjadi dua atribut yaitu *text* dan sentimen. Dataset dari YouTube berjumlah 2.982 data dan dataset dari Twitter berjumlah 3.000 data penggabungan data tersebut menghasilkan 5.982 data. Jumlah data tersebut akan diproses pada tahap *text pre-processing*.

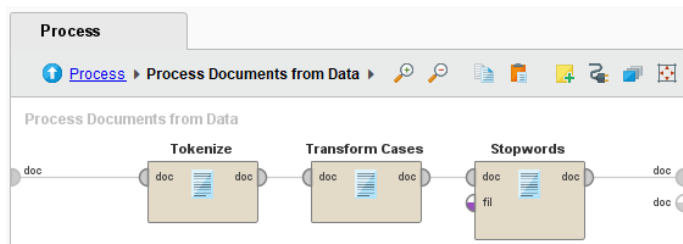
Proses ini menghasilkan data bersih yang sudah siap untuk diproses dalam pembentukan model. Untuk dapat bisa di proses data yang sudah digabungkan perlu diubah menjadi *type data text* dengan operator *Nominal to Text*. Proses *Subprocess Remove* terdapat tiga operator yaitu *Filter Examples*, *Remove Duplicates*, dan *Replace*. Pada proses ini menggunakan dua operator *Replace*. Lebih jelasnya dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Proses Remove

Operator *Filter Examples* untuk menyaring data yang diperlukan ataupun tidak diperlukan melalui penentuan parameter. Data sentimen yang berlabel Nonsentimen perlu adanya penghapusan menggunakan operator *Filter Examples*. Operator *Remove Duplicates* untuk menghapus data yang ganda. Operator tersebut menghapus data ganda yang ada pada atribut *text*. Operator *Replace* untuk mengubah *text* pilihan. Pada operator tersebut digunakan untuk menghapus pranala yang ada pada atribut *text*. Mengubah nama operator menjadi “*Remove Http*”. Pada operator *Replace* kedua digunakan untuk menghapus *retweet* pada atribut *text*. Mengubah nama operator menjadi “*Remove RT*”. Setelah dilakukan *subprocess remove* data menjadi 1.683 data.

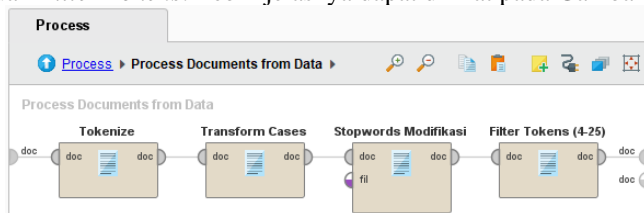
Proses Dokumen dari Data terdapat tiga operator yaitu *Tokenize*, *Transform Cases*, dan *Stopwords*. Lebih jelasnya dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Proses Dokumen dari Data

Operator *Tokenize* untuk memecah kalimat menjadi kumpulan kata-kata. Pada operator tersebut digunakan untuk memecah kalimat menjadi kumpulan kata-kata terhadap data yang ada di atribut *text*. Operator *Transform Cases* untuk mengubah kata menjadi huruf kapital maupun kecil. Pada operator tersebut digunakan untuk mengubah kata menjadi huruf kecil. Operator *Stopwords* untuk menghapus kata yang berada pada suatu file. Pada operator tersebut digunakan untuk menghapus kata tidak terlalu penting yang sudah dimuat dalam satu file bernama “*stopwordindonesia.csv*”. File tersebut mengambil kata tidak penting melalui tautan http://static.hikaruyuki.com/wp-content/uploads/stopword_list_tala.txt. Setelah dilakukan proses dokumen dari data jumlah data tidak mengalami perubahan tetap 1.683 data.

Proses Dokumen dari Data yang dimodifikasi terdapat empat operator yaitu *Tokenize*, *Transform Cases*, *Stopwords*, dan *Filter Tokens*. Lebih jelasnya dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Proses Modifikasi Dokumen dari Data

Pada operator *Stopwords* digunakan untuk menghapus kata tidak terlalu penting yang sudah dimodifikasi dan dimuat dalam satu file bernama “*stopwordindonesiamodifikasi.csv*”. Operator *Filter Tokens* untuk mengambil jumlah huruf dalam kata yang sudah ditentukan diluar penentuan itu kata akan dihapus. Pada operator tersebut digunakan untuk mengambil kata yang berjumlah 4 sampai dengan 25 huruf, kurang dari 4 dan lebih dari 25 huruf dihapus. Setelah dilakukan proses dokumen dari data modifikasi jumlah data tidak mengalami perubahan tetap 1.683 data.

Selanjutnya akan menggunakan operator *Remove Blank* untuk menghapus data kosong. Pada operator tersebut digunakan untuk menghapus data kosong pada dataset yang sudah dibersihkan. Setelah dilakukan proses penghapusan data kosong jumlah data menjadi 1.682 data. Setelah dilakukan proses penghapusan data kosong modifikasi jumlah data menjadi 1.545 data.

Pembobotan TF-IDF dilakukan menggunakan operator *process documents from data*. Pada proses ini data berjumlah 1.682 data untuk yang tidak dimodifikasi dan 1.545 data untuk yang menggunakan modifikasi. Proses TF-IDF tanpa modifikasi menghasilkan 3.937 *regular attributes* yang sudah termasuk dengan atribut sentimen. Proses TF-IDF modifikasi menghasilkan 2.951 *regular attributes* yang sudah termasuk dengan atribut sentimen.

4) Model

Penentuan *model* dilakukan dengan cara membagi *dataset* menjadi data *training* dan data *testing* serta menerapkan algoritma *Naive Bayes Classifier* (NBC) dan algoritma *Random Forest Classifier* (RFC). Pembuatan *model* dengan cara mengujicoba pembagian data dan penerapan modifikasi. Hal itu memperoleh 10 percobaan dalam setiap algoritma yang digunakan. Percobaan pembuatan model dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Percobaan Pembuatan Model

Percobaan	Modifikasi	Pembagian Data Training : Testing
1		90:10
2		80:20
3	Tidak	70:30
4		60:40
5		50:50
6		90:10
7		80:20
8	1. <i>Stopwords</i>	70:30
9	2. <i>Filter Tokens</i> (4-25)	60:40
10		50:50

Dataset dengan jumlah 1.682 data tidak dimodifikasi dan 1.545 data yang dimodifikasi diproses untuk membuat model *Naive Bayes Classifier* (NBC) sentimen dengan 10 percobaan yang ada pada Tabel 3. Hasil dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Percobaan Pemodelan NBC

Percobaan	Proporsi Training:Testing	Modifikasi	Pembagian Data		Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)
			Data Latih	Data Uji			
1	90:10		1.513	169	68,64	75,38	56,98
2	80:20		1.346	336	65,48	71,32	53,80
3	70:30	Tidak	1.177	505	62,77	66,51	54,09
4	60:40		1.010	672	63,99	67,24	57,02
5	50:50		841	841	62,54	66,67	52,80
6	90:10	-	1.391	154	71,43	75,81	61,84
7	80:20	<i>Stopwords</i> <i>-Filter Tokens</i> (4-25)	1.236	309	67,31	71,07	56,58
8	70:30		1.082	463	65,23	68,11	55,26
9	60:40		927	618	62,78	65,42	51,64
10	50:50		773	772	65,41	67,71	56,84

Berdasarkan Tabel 4, model klasifikasi NBC dengan akurasi yang terbaik adalah model percobaan 6. Percobaan 6 menghasilkan model dengan akurasi sebesar 71,43% dengan

menerapkan proporsi 90:10 dengan cara modifikasi *stopwords* dan *filter tokens* (4-25).

Penerapan modifikasi pada tahap *Modify* dalam empat bentuk proporsi menaikkan akurasi model dan satu bentuk proporsi menurunkan akurasi. Lebih jelas pengaruh modifikasi pada tahap *Modify* NBC dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Pengaruh Modifikasi terhadap Tahap *Modify* NBC

Proporsi	Akurasi Tanpa Modifikasi (%)	Akurasi Menggunakan Modifikasi (%)	Pengaruh Modifikasi (%)
90:10	68,64	71,43	+ 2,79
80:20	65,48	67,31	+ 1,83
70:30	62,77	65,23	+ 2,46
60:40	63,99	62,78	- 1,21
50:50	62,54	65,41	+ 2,87

Dataset dengan jumlah 1.682 data tidak dimodifikasi dan 1.545 data yang dimodifikasi diproses untuk membuat model *Random Forest Classifier* sentimen dengan 10 percobaan yang ada pada Tabel 3. Hasil dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Percobaan Pemodelan RFC

Percobaan	Proporsi Training:Testing	Modifikasi	Pembagian Data		Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)
			Data Latih	Data Uji			
1	90:10		1.513	169	60,95	56,85	96,51
2	80:20		1.346	336	63,39	59,30	89,47
3	70:30	Tidak	1.177	505	62,18	57,75	95,72
4	60:40		1.010	672	61,61	57,39	95,32
5	50:50		841	841	60,05	56,80	89,72
6	90:10	-	1.391	154	64,94	80,56	38,16
7	80:20	<i>Stopwords</i>	1.236	309	63,75	85,71	31,58
8	70:30	<i>-Filter</i>	1.082	463	61,77	77,42	31,58
9	60:40	<i>Tokens</i>	927	618	60,52	73,08	31,25
10	50:50	(4-25)	773	772	58,94	75,61	24,47

Berdasarkan Tabel 6, model klasifikasi RFC dengan akurasi yang terbaik adalah model percobaan 6. Percobaan 6 menghasilkan model dengan akurasi sebesar 64,94% dengan menerapkan proporsi 90:10 dengan cara modifikasi *stopwords* dan *filter tokens* (4-25).

Penerapan modifikasi pada tahap *Modify* dalam dua bentuk proporsi menaikkan akurasi model dan tiga bentuk proporsi menurunkan akurasi. Lebih jelas pengaruh modifikasi pada tahap *Modify* RFC dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Pengaruh Modifikasi terhadap Tahap *Modify* RFC

Proporsi	Akurasi Tanpa Modifikasi (%)	Akurasi Menggunakan Modifikasi (%)	Pengaruh Modifikasi (%)
90:10	60,95	64,94	+ 3,99
80:20	63,39	63,94	+ 0,55
70:30	62,18	61,77	- 0,41
60:40	61,61	60,52	- 1,09
50:50	60,05	58,94	- 1,11

5) Assess

Tahap *assess* yaitu tahap evaluasi kinerja model algoritma *Naive Bayes Classifier* dan *Random Forest Classifier*. Tahap ini menggunakan *confusion matrix* dan operator yang digunakan adalah *Performance*. Hasil pada tahap ini adalah mendapatkan nilai akurasi, *precision*, dan *recall* pada model yang terbaik di NBC dan RFC.

Pada model NBC klasifikasi sentimen yang dievaluasi yaitu model percobaan 6 dengan akurasi sebesar 71,43%. *Confusion matrix* dari model NBC percobaan 6 dapat dilihat pada Gambar 7.

	true Positif	true Negatif	class precision
pred. Positif	47	15	75.81%
pred. Negatif	29	63	68.48%
class recall	61.84%	80.77%	

Gambar 7. Hasil Performa NBC

Berdasarkan Gambar 7 dapat diketahui jumlah data uji yang diprediksi benar adalah 110 data dan data uji yang diprediksi salah adalah 44 data. Berikut perhitungan manual untuk memperoleh akurasi, *precision*, dan *recall*.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)} \times 100\% = \frac{47 + 63}{(47 + 63 + 15 + 29)} \times 100\% = \frac{110}{154} \times 100\% = 71,43\%$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} \times 100\% = \frac{47}{(47 + 15)} \times 100\% = \frac{47}{62} \times 100\% = 75,81\%$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} \times 100\% = \frac{47}{(47 + 29)} \times 100\% = \frac{47}{76} \times 100\% = 61,84\%$$

Pada model RFC klasifikasi sentimen yang dievaluasi yaitu model percobaan 6 dengan akurasi sebesar 64,94%. *Confusion matrix* dari model RFC percobaan 6 dapat dilihat pada Gambar 8.

	true Positif	true Negatif	class precision
pred. Positif	29	7	80.56%
pred. Negatif	47	71	60.17%
class recall	38.16%	91.03%	

Gambar 8. Hasil Performa RFC

Berdasarkan Gambar 8 dapat diketahui jumlah data uji yang diprediksi benar adalah 100 data dan data uji yang diprediksi salah adalah 54 data. Berikut perhitungan manual untuk memperoleh akurasi, *precision*, dan *recall*.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)} \times 100\% = \frac{29 + 71}{(29 + 71 + 7 + 47)} \times 100\% = \frac{100}{154} \times 100\% = 64,94\%$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} \times 100\% = \frac{29}{(29 + 7)} \times 100\% = \frac{29}{36} \times 100\% = 80,56\%$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} \times 100\% = \frac{29}{(29 + 47)} \times 100\% = \frac{29}{76} \times 100\% = 38,16\%$$

B. Pembahasan

Data sentimen yang digunakan penelitian ini, diambil dari platform YouTube dan Twitter dengan cara *scraping* dengan rentang waktu 1 Januari 2021 hingga 8 November 2022. Jumlah data yang dihasilkan dengan cara *scraping* sebanyak 5.982 data yang terbagi kedalam 2.982 data dari platform YouTube dan 3.000 data dari platform Twitter. Dari data tersebut diberi label sentimen (positif, negatif, dan nonsentimen) dengan cara manual dan menghasilkan jumlah sentimen positif yaitu 857 data, jumlah sentimen negatif yaitu 829 data, dan jumlah sentimen nonsentimen yaitu 4.296 data.

Pada tahap *explore*, fenomena data yang diperoleh memiliki *like* terbanyak yaitu data sentimen negatif dari platform YouTube maupun Twitter.

text	platform	sentiment	likes
1. Seharusnya wa yg resmi jgn kalah saing sma wa gb dll, pitur di tambahkan biar pengguna tdk beralih	youtube	Negatif	1.700
2. Patrick : Apa keistimewaan lo? Sponsbob : Ga pernah pake whatsapp mod (sambil mengangkat kedua tangan bergembira 🙌)	youtube	Negatif	784
3. heran dah, wa resmi ngasih tau kebijakan privasi pada ribut takut data di curi. lah wa mod malah pada pake, jelas jelas data bisa di ambil tanpa pemberitahuan.	youtube	Negatif	647

Gambar 9. Sentimen Like Terbanyak di Platform YouTube

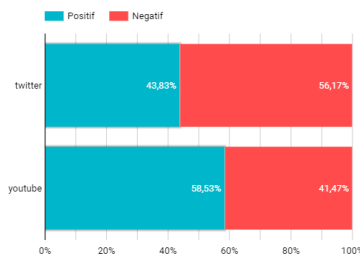
Pada Gambar 9 menjelaskan bahwa sentimen dengan *like* terbanyak ialah sentimen yang berlabelkan negatif dengan maksud isi komentar ialah agar pengguna wa gb beralih ke aplikasi yang lain ataupun jangan sampai pengguna aplikasi lain beralih ke aplikasi wa gb, artinya banyak yang terwakilkan atas komentar tersebut yang membuat komentar tersebut mendapatkan *like* terbanyak.

text	platform	sentiment	likes
1. @convomfs yg pake wa gb tuh org org najis yg gak ngerhargai privacy org lain. pokoknya najis.	twitter	Negatif	3.814
2. @convomfs yg pake wa gb jgn ditemenin	twitter	Negatif	2.885
3. Cara mengetahui orang-orang yang make WA GB. Aktifkan enkripsi end to end. Lalu aktifin juga pesan sementara, setting ke 24 jam. Maka saat mereka komen story akan muncul alert (!). Seperti di gambar. Aku g masalah sih, tp orang-orang dgn WA GB aku tandai. https://t.co/3jmfHvN1X	twitter	Positif	2.475

Gambar 10. Sentimen Like Terbanyak di Platform Twitter

Pada Gambar 10 menjelaskan bahwa sentimen dengan *like* terbanyak ialah sentimen yang berlabelkan negatif dengan maksud isi komentar ialah mencaci maki pengguna wa gb, artinya banyak yang terwakilkan atas twit tersebut yang membuat twit tersebut mendapatkan *like* terbanyak. Pada

tahap ini pula didapatkan informasi platform yang memiliki sentimen positif terbanyak ada pada platform YouTube yang berarti banyaknya komentar pada video YouTube yang mendukung terhadap aplikasi GBWhatsApp dan platform yang memiliki sentimen negatif terbanyak ada pada platform Twitter yang berarti banyaknya twit tidak mendukung terhadap aplikasi GBWhatsApp. Hal tersebut dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar 11. Perbandingan Sentimen terhadap Dua Platform

Pada tahap *modify*, dilakukan dengan 2 cara tidak dimodifikasi dan dimodifikasi yang membedakannya ialah pada cara modifikasi menggunakan kata *stopword* yang telah ditambahkan dan menambahkan *filter tokens* (4-25). Data yang digunakan ialah data yang digabungkan yang telah melewati tahap eliminasi atribut dan hanya tersisa dua atribut yaitu *text* dan sentimen. Selanjutnya sentimen yang digunakan untuk membuat model yaitu sentimen yang berlabelkan Positif dan Negatif dan perlu membuang sentimen yang berlabelkan Nonsentimen, selanjutnya perlu pembuangan data ganda, pembuangan http, pembuangan RT, *tokenize*, *transform cases*, *stopwords* (*stopwords* modifikasi dan *filter tokens* untuk *modify* modifikasi), pembuangan data kosong dan tahap akhir ialah TF-IDF. Perbandingan jumlah data sebelum dan setelah *pre-processing* terhadap modifikasi maupun tidak modifikasi dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Perbandingan Jumlah Data Sebelum dan Sesudah *Pre-processing*

Tidak Modifikasi		Modifikasi	
Sebelum <i>Pre-processing</i>	Sesudah <i>Pre-processing</i>	Sebelum <i>Pre-processing</i>	Sesudah <i>Pre-processing</i>
5.982	1.682	5.982	1.545

Data bersih yang tidak dimodifikasi berjumlah 1.682 data dengan sentimen positif berjumlah 856 data dan sentimen negatif berjumlah 826 data. Data bersih yang dimodifikasi berjumlah 1.545 data dengan sentimen positif berjumlah 761 data dan sentimen negatif berjumlah 784 data. Setelah data bersih dilakukan perhitungan TF-IDF, dengan 1.682 dokumen dan 3.936 kata untuk yang tidak dimodifikasi dan 1.545 dokumen dan 2.950 kata untuk yang dimodifikasi. Pada tahap ini pula mendapatkan kata yang sering muncul yaitu, *privasi*, *chat*, *user*, *resmi*, dan data yang dapat dilihat pada Gambar 12.



Gambar 12. Wordcloud Kata Kemunculan Tertinggi

Pada tahap *model*, diperoleh hasil pengaruh modifikasi terhadap proses *modify* dengan akurasi dari setiap percobaan. Percobaan dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Pengaruh Modifikasi terhadap Tahap *Modify*

Akurasi Model	Jumlah		Total
	NBC	RFC	
Naik	4	2	6
Turun	1	3	4
Total	5	5	10

Tabel 9 menjelaskan bahwa percobaan paling banyak adalah percobaan yang membuat akurasi model naik setelah menerapkan modifikasi terhadap proses *modify* dengan sebanyak enam percobaan. Selanjutnya dari setiap percobaan pada algoritma diambil percobaan yang menghasilkan nilai akurasi yang terbaik untuk dievaluasi menggunakan *confusion matrix* pada tahap *assess*.

Pada tahap *assess*, diperoleh nilai akurasi, *precision*, dan *recall* dari model terbaik pada algoritma *Naive Bayes Classifier* dan *Random Forest Classifier*. Perbandingan antara kedua algoritma tersebut dapat dilihat pada Tabel 10.

Tabel 10. Perbandingan NBC dan RFC

Algoritma Kriteria	<i>Naive Bayes Classifier</i>	<i>Random Forest Classifier</i>
Model Terbaik	Model Percobaan 6	Model Percobaan 6
Pembagian Data	90:10	90:10
Modifikasi	Iya	Iya
Akurasi	71,43%	64,94%
<i>Precision</i>	75,81%	80,56%
<i>Recall</i>	61,84%	38,16%

Hasil dari perbandingan model klasifikasi antara *Naive Bayes Classifier* dan *Random Forest Classifier* yang diuji menggunakan *dataset* yang sama dan proses yang sama dengan menggunakan model terbaik dan pembagian data yang sama. Model terbaik bagi sentimen terhadap aplikasi GBWhatsApp adalah model yang menggunakan algoritma *Naive Bayes Classifier* dengan nilai akurasi sebesar 71,43%.

IV. KESIMPULAN

Pada tahap *sample*, dilakukan pengumpulan data sentimen sebanyak 5.982 data dan diberi label positif, negatif, dan nonsentimen dengan cara manual. Pada tahap *explore*, dilakukan eksplorasi terhadap penyebaran data sentimen berdasarkan bulan dan didapatkan penyebaran data terbanyak pada bulan November 2021 dan bulan Oktober 2022. Pada tahap *Modify*, dilakukan penghapusan atribut, penggabungan data, pembersihan data, dan pembobotan TF-IDF. Pada tahap Model, dilakukan pembuatan model *Naive Bayes Classifier*

(NBC) dan *Random Forest Classifier* (RFC). Kedua model diuji coba melalui skema dengan dan tanpa modifikasi data serta lima skema pembagian data *training* dan data *testing*, mulai dari 90:10 hingga 50:50. Model NBC dan RFC dengan akurasi terbaik diperoleh pada skema yang dimodifikasi dengan pembagian data *training* dan data *testing* 90:10. Pada tahap *assess*, dilakukan evaluasi terhadap model terbaik dengan cara *confusion matrix*.

Performa algoritma *Naive Bayes Classifier* dalam mengklasifikasikan sentimen terhadap aplikasi GBWhatsApp mendapatkan akurasi 71,43%, *precision* 75,81%, dan *recall* 61,84%. Performa algoritma *Random Forest Classifier* dalam mengklasifikasikan sentimen terhadap aplikasi GBWhatsApp mendapatkan akurasi 64,94%, *precision* 80,56%, dan *recall* 38,16%. Percobaan pembagian data *training* dan data *testing* yang terbaik adalah 90:10 dengan tahap *Modify* yang telah dimodifikasi. Performa sentimen terhadap aplikasi GBWhatsApp lebih unggul menggunakan algoritma *Naive Bayes Classifier*.

V. SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, terdapat saran dan masukan bagi penelitian lebih lanjut, yaitu sebagai berikut:

1. Penambahan data terbaru.
2. Pengembangan dalam pemrosesan pembersihan data, seperti menggunakan *stemming* dan penyetaraan kamus alay Bahasa Indonesia.
3. Analisis sentimen terhadap aplikasi GBWhatsApp dapat dilakukan menggunakan metode klasifikasi dengan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) atau *K-Nearest Neighbor* (KNN).
4. Alat bantu pemrosesan *text mining*, seperti WEKA, Orange, Rattle, atau KNIME.

Saran untuk pengguna aplikasi GBWhatsApp untuk beralih atau menggunakan aplikasi yang resmi dan legal. Penelitian ini juga merekomendasikan tidak menggunakan aplikasi ilegal namun menggunakan aplikasi resmi dan legal.

REFERENSI

- [1] B. Santoso, M. A. Ghofur, and J. Kuswanto, "Analysis of WhatsApp Mod User Awareness Information Security with Static Analysis Methods and Quantitative Methods," *Pros. Semin. Nas. Sains Teknol. dan Inov. Indones.*, vol. 3, no. November, pp. 213–222, 2021, doi: 10.54706/senastindo.v3.2021.128.
- [2] A. Anjani, I. A. Ratnamulyani, and A. A. Kusumadinata, "Penggunaan Media Komunikasi Whatsapp Terhadap Efektivitas Kinerja Karyawan," *J. Komun.*, vol. 4, no. 1, pp. 41–50, 2018, doi: 10.30997/jk.v4i1.1211.
- [3] A. R. Lubis, "Modifikasi Aplikasi Whatsapp GB Menurut Pasal 52 Undang Undang No . 28 Tahun 2014 Tentang Hak Cipta," vol. 6, pp. 1472–1473, 2022.

- [4] Google Play Store, "GB WhatsApp - Android Apps on Google Play," 2022. <https://play.google.com/store/search?q=GBWhatsApp&c=apps> (accessed Dec. 21, 2022).
- [5] CNN Indonesia, "Bahaya Menggunakan Aplikasi Whatsapp Modifikasi," 2021. [Online]. Available: <https://www.youtube.com/watch?v=qrhWaD2grVI&t=1s>
- [6] N. M. Maghfur, F. Muhammad, and A. Voutama, "Analysis of the Relationship between Public Sentiment on Social Media and Indonesian Covid-19 Dynamics," *Systematics*, vol. 3, no. 3, p. 336, 2021.
- [7] L. Anggraeni, "Netizen Resah, WA GB Jadi Trending di Twitter," *medcom.id*, 2021. <https://www.medcom.id/teknologi/news-teknologi/ob3enp5K-netizen-resah-wa-gb-jadi-trending-di-twitter>
- [8] B. Nikmatur, "WA GB Curi Perhatian Netizen Usai WhatsApp Down," *Malang Times*, 2022. <https://www.malangtimes.com/baca/85902/20221031/100800/wa-gb-curi-perhatian-netizen-usai-whatsapp-down> (accessed Dec. 21, 2022).
- [9] A. P. Giovani, A. Ardiansyah, T. Haryanti, L. Kurniawati, and W. Gata, "Analisis Sentimen Aplikasi Ruang Guru Di Twitter Menggunakan Algoritma Klasifikasi," *J. Teknoinfo*, vol. 14, no. 2, p. 115, 2020, doi: 10.33365/jti.v14i2.679.
- [10] D. W. Ardras and A. Voutama, "Analisis Sentimen Anti Lgbt Di Indonesia Melalui Media Sosial Twitter," *J. Tek.*, vol. 15, no. 1, pp. 23–28, 2023, doi: 10.30736/jt.v15i1.926.
- [11] Samsir, Ambiyar, U. Verawardina, F. Edi, and R. Watrianthos, "Analisis Sentimen Pembelajaran Daring Pada Twitter di Masa Pandemi COVID-19 Menggunakan Metode Naïve Bayes," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 1, p. 157, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2604.
- [12] R. Maulana, A. Voutama, and T. Ridwan, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi MYPertamina pada Google Play Store Menggunakan Algoritma NBC," *J. Teknol. Terpadu*, vol. 9, no. 2, pp. 42–48, 2023, [Online]. Available: <https://journal.nurulfikri.ac.id/index.php/jtt/article/download/318/201>
- [13] M. Alkaff, A. Rizky Baskara, and Y. Hendro Wicaksono, "Sentiment Analysis of Indonesian Movie Trailer on YouTube Using Delta TF-IDF and SVM," *2020 5th Int. Conf. Informatics Comput. ICIC 2020*, 2020, doi: 10.1109/ICIC50835.2020.9288579.
- [14] I. Afdhal, R. Kurniawan, I. Iskandar, R. Salambue, E. Budianita, and F. Syafria, "Penerapan Algoritma Random Forest Untuk Analisis Sentimen Komentar Di YouTube Tentang Islamofobia," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 49–54, 2022, [Online]. Available: <http://ojs.serambimekkah.ac.id/jnknti/article/view/4004/pdf>
- [15] A. Fathiarahma, A. Voutama, T. Ridwan, and N. Heryana, "Analisis Text Mining Klasifikasi Kegiatan Keluarga Menggunakan Orange dengan Metode Naive Bayes," *J. Teknol. Terpadu*, vol. 9, no. 1, pp. 35–41, 2023, [Online]. Available: <https://media.neliti.com/media/publications/493730-water-ph-and-turbidity-control-system-in-0a553e14.pdf>
- [16] P. A. Permatasari, L. Linawati, and L. Jasa, "Survei Tentang Analisis Sentimen Pada Media Sosial," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 20, no. 2, p. 177, 2021, doi: 10.24843/mite.2021.v20i02.p01.
- [17] R. Delphia and M. Harjono K, "Persepsi Masyarakat atas Pelindungan Data Pribadi," *Survei Nas. Tahun 2021*, pp. 3–62, 2021.
- [18] F. Muhammad, N. M. Maghfur, and A. Voutama, "Sentiment Analysis Dataset on COVID-19 Variant News," *Sci. J. Inromation Syst. Informatics*, vol. 4, no. 1, pp. 382–391, 2022.